

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平6-325009

(43) 公開日 平成6年(1994)11月25日

(51) Int.Cl.<sup>5</sup>

識別記号

庁内整理番号

F I

技術表示箇所

G 0 6 F 15/18

8945-5L

審査請求 未請求 請求項の数13 F D (全 17 頁)

(21) 出願番号 特願平5-139366

(22) 出願日 平成5年(1993)5月17日

(71) 出願人 000006747

株式会社リコー

東京都大田区中馬込1丁目3番6号

(72) 発明者 福水 健次

東京都大田区中馬込1丁目3番6号 株式会社リコー内

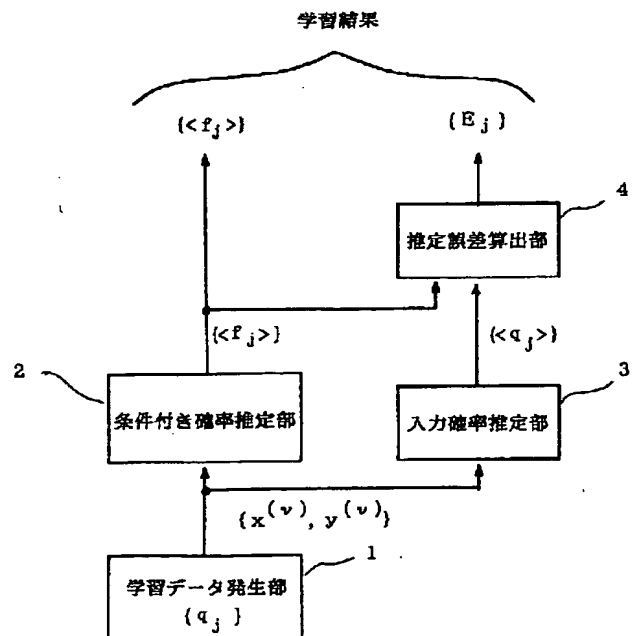
(74) 代理人 弁理士 植本 雅治

## (54) 【発明の名称】 学習機械およびそれを用いたデータ分析装置

## (57) 【要約】

【目的】 リジェクトを発生させるための最適な基準を生成し、該基準に基づいてリジェクトを常に信頼性良く出力させることが可能である。

【構成】 学習データ発生部1は、所定の離散確率分布 $\{q_j\}$ に従って、N個の学習データを発生させる。条件付き確率推定部2では、有限個または可算個の元からなる離散的な入力空間 $X = (\{x_j\})$ 上の入力点 $x_j$ に対して出力空間 $Y = \{“0”, “1”\}$ のうち、“1”の出力が出る条件付き確率、すなわちBayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ をN個の学習データを用いて得る。また、入力確率推定部3は、入力空間 $X (= \{x_j\})$ 上の各入力点への入力確率の推定量 $\langle q_j \rangle$ をN個の学習データを用いて得る。推定誤差算出部4は、このようにして得られたBayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ と入力確率の推定量 $\langle q_j \rangle$ とを用いて、Bayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ の誤差の推定値 $E_j$ を得る。



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 所定の離散確率分布  $\{q_j\}$  に従って、所定個数  $N$  の学習データを発生させる学習データ発生手段と、所定個数  $N$  の学習データを用いて、有限個または可算個の元からなる離散的な入力空間  $X = \{x_j\}$  上の入力点  $x_j$  に対して出力空間  $Y = \{“0”, “1”\}$  のうち“1”の出力が出る条件付き確率  $f(1 | x_j)$  を推定する条件付き確率推定手段と、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、入力空間上の各入力点への入力確率を推定する入力確率推定手段と、条件付き確率の推定値と学習データ数  $N$  と入力確率の推定値とを用いて各入力点ごとの誤差を推定する推定誤差算出手段とを有しており、前記条件付き確率推定手段によって推定された各入力点ごとの条件付き確率の推定値および前記推定誤差算出手段によって推定された各入力点ごとの誤差の推定値を学習結果として保持するようになっていることを特徴とする学習機械。

【請求項2】 請求項1記載の学習機械において、前記推定誤差算出手段は、入力空間上の入力点  $x_j$  の誤差の推定値を、 $x_j$  への入力確率の推定値  $\langle q_j \rangle$  と、条件付き確率の推定値  $\langle f_j \rangle$  と、学習データ数  $N$  とを用いて、

$$\langle f_j \rangle (1 - \langle f_j \rangle) / (\langle q_j \rangle \cdot N)$$

として算出することを特徴とする学習機械。

【請求項3】 請求項1記載の学習機械を用いたデータ分析装置であって、未知入力を受取る入力手段と、入力手段から入力された未知入力に対応した条件付き確率の推定値および誤差の推定値を前記学習機械による学習結果に基づいて割り出す割出手段と、割出手段によって割り出された誤差の推定値が所定の閾値以下であるかを判定する判定手段と、判定の結果、誤差の推定値が所定の閾値以下である場合には、割出手段によって割り出された条件付き確率の推定値を出力する一方、誤差の推定値が所定の閾値以下でない場合には、リジェクトを出力する出力手段とを備えていることを特徴とするデータ分析装置。

【請求項4】 請求項3記載のデータ分析装置において、前記判定手段において、誤差の推定値が所定の閾値以下であるときに、前記出力手段は、条件付き確率の推定値が“0.5”以上ならば“1”を出力し、“0.5”未満ならば“0”を出力するようになっていることを特徴とするデータ分析装置。

【請求項5】 所定の確率密度関数  $q(x)$  に従って、所定個数  $N$  の学習データを発生させる学習データ発生手段と、学習データの個数  $N$  に応じて可変な個数の等間隔の小区間に入力空間  $X$  を分割し、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、有界な区間である入力空間  $X = [A, B]$  上の入力点  $x$  に対して出力空間  $Y = \{“0”, “1”\}$  のうち“1”の出力が出る条件付き確率  $f(1 | x_j)$  をヒストグラム法により推定する条件付き確率

推定手段と、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、入力空間  $X$  上の各入力点  $x$  への入力確率を推定する入力確率推定手段と、条件付き確率の推定値と学習データ数と入力確率の推定値とを用いて、各入力点に対する誤差を推定する推定誤差算出手段とを有しており、前記条件付き確率推定手段によって推定された各入力点についての条件付き確率の推定値および誤差の推定値を学習結果として保持するようになっていることを特徴とする学習機械。

10 【請求項6】 請求項5記載の学習機械において、前記条件付き確率推定手段は、入力区間を  $N^{-1/3}$  の幅の小区間に分割し、前記推定誤差算出手段は、入力空間上の点  $x$  の誤差の推定値を、入力確率の推定値  $\langle q(x) \rangle$  と、条件付き確率の推定値  $\langle f(x) \rangle$  と、 $\langle f(x) \rangle$  の差分を用いて得た  $f(x)$  の微分  $f'(x)$  の推定値  $\langle f'(x) \rangle$  と、学習データ数  $N$  とを用いて、

$$\{ \langle f(x) \rangle (1 - \langle f(x) \rangle) / \langle q(x) \rangle + (1/12) \cdot (\langle f'(x) \rangle)^2 \} \cdot N^{-2/3}$$

として算出することを特徴とする学習機械。

20 【請求項7】 請求項5記載の学習機械を用いたデータ分析装置であって、未知入力を受取る入力手段と、入力手段から入力された未知入力に対応した条件付き確率の推定値および誤差の推定値を前記学習機械による学習結果に基づいて割り出す割出手段と、割出手段によって割り出された誤差の推定値が所定の閾値以下であるかを判定する判定手段と、判定の結果、誤差の推定値が所定の閾値以下である場合には、割出手段によって割り出された条件付き確率の推定値を出力する一方、誤差の推定値が所定の閾値以下でない場合には、リジェクトを出力する出力手段とを備えていることを特徴とするデータ分析装置。

【請求項8】 請求項7記載のデータ分析装置において、前記判定手段において、誤差の推定値が所定の閾値以下であるときに、前記出力手段は、条件付き確率の推定値が“0.5”以上ならば“1”を出力し、“0.5”未満ならば“0”を出力するようになっていることを特徴とするデータ分析装置。

【請求項9】 所定の確率密度関数  $q(x)$  に従って、所定個数  $N$  の学習データを発生させる学習データ発生手段と、可変な幅をもつ小区間に入力空間  $X$  を分割し、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、有界な区間である入力空間  $X = [A, B]$  上の入力点  $x$  に対して出力空間  $Y = \{“0”, “1”\}$  のうち“1”が出る条件付き確率をヒストグラム法により推定する条件付き確率推定手段と、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、入力空間上の各入力点  $x$  への入力確率を推定する入力確率推定手段と、条件付き確率の推定値と学習データ数と入力確率の推定値とを用いて、各入力点に対する誤差を推定する推定誤差算出手段とを有しており、前記条件付き確率推定手段によって推定された各入力点に対する条件付き確率

の推定値および誤差の推定値を学習結果として保持するようになっていることを特徴とする学習機械。

【請求項10】 請求項9記載の学習機械において、さらに、前記入力確率の推定値 $\langle q(x) \rangle$ と、条件付き確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ と、 $\langle f(x) \rangle$ の差分により求められた $f(x)$ の微分 $f'(x)$ の推定値 $\langle f'(x) \rangle$ と、学習データ数 $N$ とを用いて、 $x$ を含む小区間の幅が、

$$[q(x)f'(x)^2 \cdot N / \{6f(x)(1-f(x))\}]^{-1/3}$$

を近似するよう区間分割を定める区間分割手段が設けられており、該区間分割手段によって定められた小区間に入力空間を分割してヒストグラム法による確率推定がなされることを特徴とする学習機械。

【請求項11】 請求項9記載の学習機械において、前記推定誤差算出手段は、入力空間上の点 $x$ の誤差の推定値を、入力確率の推定値 $\langle q(x) \rangle$ と、条件付き確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ と、学習データ数 $N$ とを用いて、

$$(3/2) \cdot \{ \langle f(x) \rangle (1 - \langle f(x) \rangle) \langle f'(x) \rangle / (6 \langle q(x) \rangle N) \}^{2/3}$$

として算出することを特徴とする学習機械。

【請求項12】 請求項9記載の学習機械を用いたデータ分析装置であって、未知入力を受取る入力手段と、入力手段から入力された未知入力に対応した条件付き確率の推定値および誤差の推定値を前記学習機械による学習結果に基づいて割り出す割出手段と、割出手段によって割り出された誤差の推定値が所定の閾値以下であるかを判定する判定手段と、判定の結果、誤差の推定値が所定の閾値以下である場合には、割出手段によって割り出された条件付き確率の推定値を出力する一方、誤差の推定値が所定の閾値以下でない場合には、リジェクトを出力する出力手段とを備えていることを特徴とするデータ分析装置。

【請求項13】 請求項3記載のデータ分析装置において、前記判定手段において、誤差の推定値が所定の閾値以下であるときに、前記出力手段は、条件付き確率の推定値が“0.5”以上ならば“1”を出力し、“0.5”未満ならば“0”を出力するようになっていることを特徴とするデータ分析装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】本発明は、文字認識、音声認識、画像認識などの認識装置、あるいは、運動制御、機械動作制御などの制御装置等に利用可能な学習機械およびそれを用いたデータ分析装置に関する。

【0002】一般に、例えばパターン認識装置などにおいては、入力を与えられたときに、この入力进行分析し、この入力がある種の出力のうちのどの出力に対応するかを判定し、この入力に対応した出力を得るようにしている。この際、入力がどの出力に対応するのかが判定不可能である場合には、リジェクトとして出力する必要がある。

る。

【0003】

【発明が解決しようとする課題】しかしながら、従来においては、リジェクトを出力させるための基準としてどのような基準が正しいかが明確ではなく、最適な基準に基づいてリジェクトが出力されているとは限らなかった。

【0004】本発明は、リジェクトを発生させるための最適な基準を生成し、該基準に基づいてリジェクトを常に信頼性良く出力させることの可能な学習機械およびそれを用いたデータ分析装置を提供することを目的としている。

【0005】

【課題を解決するための手段および作用】上記目的を達成するために、請求項1、請求項2記載の発明は、所定の離散確率分布 $\{q_j\}$ に従って、所定個数 $N$ の学習データを発生させる学習データ発生手段と、所定個数 $N$ の学習データを用いて、有限個または可算個の元からなる離散的な入力空間 $X = \{x_j\}$ 上の入力点 $x_j$ に対して出力空間 $Y = \{“0”, “1”\}$ のうち“1”の出力が出る条件付き確率 $f(1|x_j)$ を推定する条件付き確率推定手段と、前記所定個数 $N$ の学習データを用いて、入力空間上の各入力点への入力確率を推定する入力確率推定手段と、条件付き確率の推定値と学習データ数 $N$ と入力確率の推定値とを用いて各入力点ごとの誤差を推定する推定誤差算出手段とを有しており、前記条件付き確率推定手段によって推定された各入力点ごとの条件付き確率の推定値および前記推定誤差算出手段によって推定された各入力点ごとの誤差の推定値を学習結果として保持するようになっていることを特徴としている。このとき、各入力点ごとの誤差の推定値がリジェクト発生 of 最適な基準となる。

【0006】また、請求項3、請求項4記載の発明は、請求項1記載の学習機械を用いたデータ分析装置であって、未知入力を受取る入力手段と、入力手段から入力された未知入力に対応した条件付き確率の推定値および誤差の推定値を前記学習機械による学習結果に基づいて割り出す割出手段と、割出手段によって割り出された誤差の推定値が所定の閾値以下であるかを判定する判定手段と、判定の結果、誤差の推定値が所定の閾値以下である場合には、割出手段によって割り出された条件付き確率の推定値を出力する一方、誤差の推定値が所定の閾値以下でない場合には、リジェクトを出力する出力手段とを備えていることを特徴としている。これにより、最適な基準に基づきリジェクトを常に信頼性良く出力させることができる。

【0007】また、請求項5、請求項6記載の発明は、所定の確率密度関数 $q(x)$ に従って、所定個数 $N$ の学習データを発生させる学習データ発生手段と、学習データの個数 $N$ に応じて可変な個数の等間隔の小区間に入力

空間  $X$  を分割し、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、有界な区間である入力空間  $X = [A, B]$  上の入力点  $x$  に対して出力空間  $Y = \{ "0", "1" \}$  のうち "1" の出力が出る条件付き確率  $f(1 | x_j)$  をヒストグラム法により推定する条件付き確率推定手段と、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、入力空間  $X$  上の各入力点  $x$  への入力確率を推定する入力確率推定手段と、条件付き確率の推定値と学習データ数と入力確率の推定値とを用いて、各入力点に対する誤差を推定する推定誤差算出手段とを有しており、前記条件付き確率推定手段によって推定された各入力点についての条件付き確率の推定値および誤差の推定値を学習結果として保持するようになっていることを特徴としている。このとき、各入力点ごとの誤差の推定値がリジェクト発生の最適な基準となる。

【0008】また、請求項7、請求項8記載の発明は、請求項5記載の学習機械を用いたデータ分析装置であって、未知入力を受取る入力手段と、入力手段から入力された未知入力に対応した条件付き確率の推定値および誤差の推定値を前記学習機械による学習結果に基づいて割り出す割出手段と、割出手段によって割り出された誤差の推定値が所定の閾値以下であるかを判定する判定手段と、判定の結果、誤差の推定値が所定の閾値以下である場合には、割出手段によって割り出された条件付き確率の推定値を出力する一方、誤差の推定値が所定の閾値以下でない場合には、リジェクトを出力する出力手段とを備えていることを特徴としている。これにより、最適な基準に基づきリジェクトを常に信頼性良く出力させることができる。

【0009】また、請求項9、請求項10、請求項11記載の発明は、所定の確率密度関数  $q(x)$  に従って、所定個数  $N$  の学習データを発生させる学習データ発生手段と、可変な幅をもつ小区間に入力空間  $X$  を分割し、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、有界な区間である入力空間  $X = [A, B]$  上の入力  $x$  に対して出力空間  $Y = \{ "0", "1" \}$  のうち "1" が出る条件付き確率をヒストグラム法により推定する条件付き確率推定手段と、前記所定個数  $N$  の学習データを用いて、入力空間上の各入力点  $x$  への入力確率を推定する入力確率推定手段と、条件付き確率の推定値と学習データ数と入力確率の推定値とを用いて、各入力点に対する誤差を推定する推定誤差算出手段とを有しており、前記条件付き確率推定手段によって推定された各入力点に対する条件付き確率の推定値および誤差の推定値を学習結果として保持するようになっていることを特徴としている。このとき、各入力点ごとの誤差の推定値がリジェクト発生の最適な基準となる。

【0010】また、請求項12、請求項13記載の発明は、請求項9記載の学習機械を用いたデータ分析装置であって、未知入力を受取る入力手段と、入力手段から入

力された未知入力に対応した条件付き確率の推定値および誤差の推定値を前記学習機械による学習結果に基づいて割り出す割出手段と、割出手段によって割り出された誤差の推定値が所定の閾値以下であるかを判定する判定手段と、判定の結果、誤差の推定値が所定の閾値以下である場合には、割出手段によって割り出された条件付き確率の推定値を出力する一方、誤差の推定値が所定の閾値以下でない場合には、リジェクトを出力する出力手段とを備えていることを特徴としている。これにより、最適な基準に基づきリジェクトを常に信頼性良く出力させることができる。

#### 【0011】

【実施例】以下、本発明の実施例を図面に基づいて説明する。図1は本発明に係る学習機械の第1の実施例の構成図である。図1を参照すると、第1の実施例の学習機械は、所定の離散確率分布  $\{q_j\}$  に従って、所定個数  $N$  の学習データ  $\{(x^{(v)}, y^{(v)}) | 1 \leq v \leq N\} = \{(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \dots, (x^{(N)}, y^{(N)})\}$  を発生させる学習データ発生部1と、有限個または可算個の元からなる離散的な入力空間  $X = (\{x_j\})$  上の入力点  $x_j$  に対して "0" と "1" との2種類の元からなる出力空間  $Y = \{ "0", "1" \}$  のうち、"1" の出力が出る条件付き確率、すなわちBayes事後確率  $f_j (= f(1 | x_j))$  を所定個数  $N$  の学習データを用いて推定し、その推定値  $\langle f_j \rangle$  を得る条件付き確率推定部2と、入力空間  $X (= \{x_j\})$  上の各入力点への入力確率を所定個数  $N$  の学習データを用いて推定し、その推定量  $\langle q_j \rangle$  を得る入力確率推定部3と、条件付き確率推定部2で得られたBayes事後確率の推定値  $\langle f_j \rangle$  と入力確率推定部3で得られた入力確率の推定量  $\langle q_j \rangle$  とを用いて、Bayes事後確率の推定値  $\langle f_j \rangle$  の誤差の推定値  $E_j$  を得る推定誤差算出部4とを有し、 $\{\langle f_j \rangle\}$  と  $\{E_j\}$  とを学習結果として保持するようになっている。

【0012】ここで、上記  $N$  個の学習データは、具体的には、例えば、所定の離散確率分布  $\{q_j\}$  に従って入力空間  $X$  上の一点  $x_j$  を発生させ、この  $x_j$  に対して条件付き確率  $f(y | x_j)$  に従う2値の出力を発生させる試行を  $N$  回繰り返すことによって得られるようになっている。

【0013】なお、上記離散確率分布としては、次式を満たす分布、例えば、離散正規分布を用いることができる。

#### 【0014】

【数1】

$$\sum_j q_j = 1, \quad 0 \leq q_j \leq 1$$

【0015】上記のように発生させた  $N$  個の学習データのうち入力  $x_j$  に一致するものの個数を  $n_j$  とし、入力  $x_j$  に一致しかつ出力  $y$  が "1" であるものの個数を

$n_{j,+}$ とすると、Bayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ は、最尤推定法を用いて次式によって得られる。

$$\langle f_j \rangle = \begin{cases} n_{j,+} / n_j & n_j \neq 0 \\ \alpha & n_j = 0 \end{cases}$$

【0017】なお、 $n_j=0$ の場合には、推定値について自然な決め方がないため、上式では、これを定数 $\alpha$ に設定している。

【0018】また、入力確率推定部3は、入力点 $x_j$ への入力確率の推定量 $\langle q_j \rangle$ を、この入力点 $x_j$ への学習データの入力確率の推定量として、例えば最尤推定法を用いて、次式によって算出するようになっている。

【0019】

【数3】 $\langle q_j \rangle = n_j / N$

【0020】また、推定誤差算出部4は、Bayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ の誤差推定量（すなわち、 $x_j$ におけるBayes事後確率 $f_j$ の推定精度の評価） $E_j$ を、次式により得るようになっている。

【0021】

【数4】 $E_j = \langle f_j \rangle (1 - \langle f_j \rangle) / (\langle q_j \rangle \cdot N)$

【0022】なお、この誤差推定量 $E_j$ は、Bayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ の2乗誤差のN個の学習データに関する平均（平均2乗誤差推定値）として、本願の発明者により、以下のように導き出されたものである。

【0023】すなわち、Bayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ の理論的な平均2乗誤差推定値 $E_j$ は、次式により定義される。

$$E_j = E_s [(\langle f_j \rangle - f_j)^2]$$

$$= \sum_{n_j=0}^N \sum_{n_{j,+}=0}^{n_j} (f_j - n_{j,+} / n_j)^2 \times Q \times F + (f_j - \alpha)^2 (1 - q_j)^N$$

【0027】なお、ここで、 $Q$ は、N個の学習データからなるサンプル空間 $S$ において、 $x_j$ に一致する入力がある確率（すなわち、入力が $x_j$ に一致するか一致しないかの2つの状態をもつと考えたときの2項分布）であり、 $F$ は、入力が $x_j$ に一致する $n_j$ 個の標本空間において、 $x_j$ に一致した入力が出力“1”となる確率（すなわち、 $x_j$ に一致した入力が出力“1”となるか出力“0”となるかの2つの状態をもつと考えたときの2項分布）であって、 $Q$ と $F$ はそれぞれ次式によって与えられる。

【0028】

【数7】

【0016】

【数2】

$$i f \quad n_j \neq 0$$

$$i f \quad n_j = 0$$

【0024】

【数5】 $E_j = E_s [(\langle f_j \rangle - f_j)^2]$

10 【0025】ここで、 $S$ は、N個の学習データ $\{(x^{(v)}, y^{(v)}) \mid 1 \leq v \leq N\}$ 、すなわちサンプルの出かたに関する平均を意味する添字である。また、 $f_j$ は、与えられた入力点 $x_j$ に関して出力が“1”になる真の条件付き確率、すなわち真のBayes事後確率である。図2は出力空間 $Y$ が“0”と“1”との元だけからなる場合に、入力空間 $X$ の各入力点 $\{x_j\}$ について、出力“1”が生起する真の確率、すなわち真のBayes事後確率 $\{f_j\}$ の一例を示す図である。特に、図2には、ある1つの入力点 $x_j$ を与えたときに、この入力点 $x_j$ についての真のBayes事後確率 $f_j$ が示されている。20 数5は、1つの入力点 $x_j$ が与えられたときに、この入力点 $x_j$ に関して出力が“1”になる条件付き確率、すなわち数1によって得られるBayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ が真のBayes事後確率 $f_j$ からどの程度ずれているかの指標を与えるものであって、次式のように展開することができる。

【0026】

【数6】

$$Q = {}^N C_{n_j} q_j^{n_j} (1 - q_j)^{N - n_j}$$

$$F = {}^{n_j} C_{n_{j,+}} f_j^{n_{j,+}} (1 - f_j)^{n_j - n_{j,+}}$$

【0029】これにより、離散空間上で推定されたBayes事後確率の平均2乗誤差は、入力空間上の頻度 $q_j$ とサンプル数 $N$ を用いて、次式のように漸近近似される。

【0030】

【数8】

$$E_j = \sum_{n_j=1}^N \frac{f_j(1-f_j)}{n_j} q_j^{n_j} (1-q_j)^{N-n_j}$$

$$= \frac{f_j(1-f_j)}{N q_j}$$

【0031】数8から、数4を誤差推定値として設定することができる。なお、数8すなわち数4によって設定される平均二乗誤差 $E_j$ は、学習データ数 $N$ が有限の場合でも、入力頻度 $q_j$ に関する減少関数になっており、学習サンプル数が多く与えられた入力点ほど（すなわち $q_j$ が大きい入力点ほど）、入出力関係が精度良く推定できるという直感的事実を良好に表わしている。

【0032】このような構成の学習機械では、所定の離散確率分布 $\{q_j\}$ に従って入力空間 $X$ 上の一点 $x_j$ を発生させ、この $x_j$ に対して条件付き確率 $f(y|x_j)$ に従う2値の出力を発生させる試行によって、 $N$ 個の学習データ $\{(x^{(v)}, y^{(v)})\}$ を得て、この $N$ 個の学習データを用いて、Bayes事後確率 $\{f_j\}$ の推定値 $\langle f_j \rangle$ とともに、この推定値 $\langle f_j \rangle$ の平均二乗誤差推定値 $E_j$ を得る。

【0033】すなわち、条件付き確率推定部2は、有限個または可算個の元からなる入力空間 $X = \{x_j\}$ 上の入力点 $x_j$ に対して、出力空間 $Y = \{“0”, “1”\}$ のうち出力が“1”になる条件付き確率の推定値、すなわちBayes事後確率 $f_j$ の推定値 $\langle f_j \rangle$ を、 $N$ 個の学習データを用いて数2から得る。

【0034】また、入力確率推定部3は、入力確率の推定量 $\langle q_j \rangle$ を数3に基づいて算出する。次いで、推定誤差算出部4では、学習データの個数 $N$ と、条件付き確率推定部2で得られたBayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ と、入力確率推定部3で算出された入力確率の推定量 $\langle q_j \rangle$ を用いて、数4により、Bayes事後確率 $f_j$ の推定値 $\langle f_j \rangle$ の平均二乗誤差推定値 $E_j$ を得る。

$$q_j = \frac{1}{Z} \int_{x_j}^{x_{j+1}} \frac{1}{\sqrt{2\pi \times 0.3}} \exp\left(-\frac{|x-0.5|^2}{2 \times 0.3^2}\right) dx$$

$$Z = \int_0^1 \frac{1}{\sqrt{2\pi \times 0.3}} \exp\left(-\frac{|x-0.5|^2}{2 \times 0.3^2}\right) dx$$

【0040】また、推定すべき条件付き確率を次式により定める。

【0041】

【数10】 $f_j = 0.2 + 0.6 \times x_j$

【0042】図3には、この分布により発生させた学習データから、前述の方法により $x_j = 0.5$  ( $j = 2, 5$ )に対する $f_j$ を推定したときの、学習データ数 $N$ に対する平均二乗誤差 $E_j$ の推移が示されている。ここで、データ数は10万個までとし、異なるデータセットを100種類用意してその平均値をとることにより、二乗誤差の平均とした。なお、この図は対数によって描かれている。図中、 $f_j(1-f_j)/(q_j N)$ を示す直

線が破線で示されている。

【0035】このようにして、この学習機械では、ある1つの入力点 $x_j$ について、Bayes事後確率 $f_j$ の推定値 $\langle f_j \rangle$ のみならず、この推定値 $\langle f_j \rangle$ の平均二乗誤差推定値 $E_j$ をも得ることができ、この平均二乗誤差推定値 $E_j$ が出力されることにより、1つの入力点 $x_j$ におけるBayes事後確率の推定値 $\langle f_j \rangle$ がどれだけの精度をもつかを得ることができる。また、各入力点 $\{x_j\}$ についてのBayes事後確率 $f_j$ の推定値 $\langle f_j \rangle$ 、平均二乗誤差推定値 $E_j$ を学習結果として保持し、実際の使用時に（すなわち、後述のようなデータ分析装置において）、これらを用いることができる。すなわち、数4の誤差推定値 $E_j$ をリジェクトを発生させるための最適な基準として用いることができる。

【0036】以上のように各入力点 $\{x_j\}$ についてBayes事後確率 $\{f_j\}$ の推定値 $\langle f_j \rangle$ 、平均二乗誤差推定値 $E_j$ を求めた後、この学習機械を用いて、未知の入力について、この未知入力に対応したBayes事後学習の推定値と、この推定値の平均二乗誤差推定値 $E_j$ とを得て、これに基づき所定の出力結果を得ることができる。

【0037】なお、本願の発明者は、上述した理論的な誤差推定値を実際のシミュレーションにより確認するために、以下のような実験を行なった。

【0038】すなわち、入力空間を50点からなる離散集合 $X = \{x_j = j/50 \mid 0 \leq j < 50\}$ とし、 $Y = \{0, 1\}$ とする。入力空間の分布を平均0.5、分散0.3<sup>2</sup>の正規分布から作られる次式の $q_j$ とする。

【0039】

【数9】

線が破線で示されている。

【0043】この結果から、学習曲線は $f_j(1-f_j)/(q_j N)$ の直線と非常によく一致を示しており、前述した理論解析が正しいことがシミュレーションによっても確認できた。

【0044】図4は図1の学習機械を用いたデータ分析装置の構成例を示す図である。図4のデータ分析装置は、未知入力 $x_k$ を受取る入力部5と、未知入力 $x_k$ に対応した条件付き確率の推定値 $\langle f_k \rangle$ および誤差の推定値 $E_k$ を図1の学習機械に保持されている学習結果 $\{\langle f_j \rangle, E_j\}$ に基づいて割り出す割出部6と、割出部6によって割り出された誤差の推定値 $E_k$ がある定数以下

であるか否かを判定する判定部7と、判定の結果、誤差の推定値 $E_k$ がある定数以下でない場合には、この未知入力 $x_k$ に対してリジェクトを出力する一方、誤差の推定値 $E_k$ がある定数以下の場合には、未知入力に対して、そのBayes事後確率の推定値 $<f_k>$ を出力する出力部8とを有している。

【0045】図4のデータ分析装置では、未知入力 $x_k$ が入力部5から入力すると、割出部6は、図1の学習機械に保持されている学習結果 $\{<f_j>, E_j\}$ からこの未知入力 $x_k$ に対応したBayes事後確率の推定値 $<f_k>$ と誤差の推定値 $E_k$ を割り出す。判定部7は、この未知入力 $x_k$ に対応した誤差の推定値 $E_k$ が予め設定されている所定定数以下か否かを判断する。この結果、誤差の推定値 $E_k$ が所定定数以下でないときには、Bayes事後確率推定値の誤差が大きく、精度(信頼性)が低いと判定し、その旨を出力部8に与える。この場合、出力部8は、この未知入力 $x_k$ について、Bayes事後確率の推定値 $<f_k>$ を出力せずに、リジェクトを出力する。

【0046】これに対し、判定部7において、未知入力 $x_k$ に対応した誤差の推定値が予め設定されている所定定数以下のときには、Bayes事後確率推定値の誤差が小さく、精度(信頼性)が高いと判定し、その旨を出力部8に与える。この場合には、出力部8は、この未知入力に対して割出部6で割り出されたBayes事後確率の推定値 $<f_k>$ を出力する。

【0047】なお、数4によって得られた理論的な平均二乗誤差推定値は、数4からわかるように、学習において $x_j$ への入力確率 $q_j$ が小さいと大きくなる。このことから、この平均二乗誤差推定値は、学習時に入力 $x_j$ の生起確率が非常に小さいと、この入力 $x_j$ が本来予想していないもの(すなわち正規の入力データとして本来扱われるべきでないもの)である蓋然性が高く、正規の出力値(Bayes事後確率推定値)を与えるべきでないという指標を与え、この意味で、リジェクトを発生させる上で最適な基準となる。

【0048】このように、図4のデータ分析装置では、未知入力に対応したBayes事後確率の推定値が信頼性のあるものか否かを数4によって得られた平均二乗誤差推定値に基づき判定するようにしており、数4によって得られた理論的な平均二乗誤差推定値がリジェクトを発生させる上で最適な基準となることから、パターン認識や制御を行なう際に、意味のあるリジェクトを発生させ、システムの安全性を保証することができる。

【0049】図5は図4のデータ分析装置において出力クラス分別機構9がさらに設けられたデータ分析装置の構成例を示す図である。出力クラス分別機構9は、判定部7で誤差推定値が所定定数以下であった入力、すなわちリジェクトされない入力に関して出力のクラス分別を行なうようになっている。具体的には、出力クラス分別機構9は、割出部6で割り出されたBayes事後確率の推

定値が“0.5”以上であれば“1”をとり、“0.5”未満であれば“0”をとるようにクラス分類を行なう。これにより、リジェクトされなかったデータに関してはBayes識別が達成されることになり、確信度の高い識別が可能となる。

【0050】図6は本発明に係る学習機械の第2の実施例の構成図である。図6を参照すると、第2の実施例の学習機械は、所定の確率密度関数 $q(x)$ に従って所定個数 $N$ 個の学習データ $\{(x^{(v)}, y^{(v)}) \mid 1 \leq v \leq N\}$ を発生させる学習データ発生部11と、有界な入力空間 $X = [A, B]$ 上の入力点 $x$ に対して、“0”と“1”との2種類の元からなる出力空間 $Y = \{“0”, “1”\}$ のうち、出力が“1”になる条件付き確率、すなわちBayes事後確率 $f(x) (= f(1|x))$ を所定個数 $N$ の学習データを用いて推定し、その推定値 $<f(x)>$ を得る条件付き確率推定部12と、入力空間 $X = [A, B]$ 上の各入力点 $x$ への入力確率を所定個数 $N$ の学習データを用いて推定し、その推定量 $<q(x)>$ を得る入力確率推定部13と、Bayes事後確率 $f(x)$ の微分 $f'(x)$ の推定値 $<f'(x)>$ を得る推定微分値算出部20と、条件付き確率推定部12で得られたBayes事後確率 $f(x)$ の推定値 $<f(x)>$ と入力確率推定部13で得られた入力確率の推定量 $<q(x)>$ と推定微分値算出部20で得られた推定値 $<f'(x)>$ とを用いて、Bayes事後確率の推定値 $<f(x)>$ の誤差の推定値 $E(x)$ を得る推定誤差算出部14とを有している。

【0051】ここで、上記 $N$ 個の学習データは、具体的には、例えば、所定の確率密度関数 $q(x)$ に従って入力空間 $X$ 上の一点 $x$ を発生させ、この $x$ に対して、条件付き確率 $f(y|x)$ に従う2値の出力を発生させる試行を $N$ 回繰り返すことによって得られるようになっている。

【0052】また、この第2の実施例では、入力空間 $X (= [A, B])$ の元 $x$ が連続的なものであるので、真のBayes事後確率を推定するのに、条件付き確率推定部12は、この入力空間 $X$ を所定幅の区間に分割するようになっている。すなわち、条件付き確率推定部12は、入力空間 $X = [A, B]$ が例えば $[0, 1]$ である場合に、学習データの個数 $N$ に応じて、上記区間 $[0, 1]$ を分割の幅を $N^{-1/3}$ として、総数 $N^{1/3} (= M(N))$ の小区間に等間隔に分割する。このように、区間 $[0, 1]$ を $M(N)$ 個の等しい幅の小区間 $I_j = [(j-1)/M(N), j/M(N)]$  ( $1 \leq j \leq M(N)$ )に分割し、学習データである $N$ 個のサンプルのうち小区間 $I_j$ に含まれるものの個数を $n_j$ とし、そのうち、出力が“1”であるものの個数を $n_{j+}$ で表し、さらに、 $<f_j>$ を次のように定義するとき、

【0053】

【数11】

$$\begin{array}{cc} 13 & 14 \\ \langle f_j \rangle = & \begin{cases} n_{j,+} / n_j & \text{if } n_j \neq 0 \\ \alpha \ (0 \leq \alpha \leq 1 \text{ の定数}) & \text{if } n_j = 0 \end{cases} \end{array}$$

【0054】推定量 $\langle f(x) \rangle$ は、次式のように（ヒストグラム推定法により）求められる。

【0055】

【数12】

$$\langle f(x) \rangle = \sum_{j=1}^{M(N)} \langle f_j \rangle x_{I_j}(x)$$

【0056】数12において、 $x_{I_j}(x)$ は $x \in I_j$ である場合に“1”をとり、 $x \in I_j$ でない場合には“0”をとる関数である。図7は出力空間Yが“0”と“1”との元だけからなる場合に、入力空間Xの入力xについて出力“1”が生起する真の確率、すなわち真のBayes事後確率 $f(x)$ の一例を示す図であり、図7には、さら

$$\langle f'(x) \rangle = [(\langle f_{j+1} \rangle - \langle f_j \rangle) / N^{-1/3}] \cdot x_{I_j}(x)$$

【0061】また、推定誤差算出部14は、Bayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ の誤差推定値 $E(x)$ を次式により得るようになっている。

$$E(x) = \{[\langle f(x) \rangle(1 - \langle f(x) \rangle) / \langle q(x) \rangle] + (1/12) \cdot (\langle f'(x) \rangle)^2\} \cdot N^{-2/3}$$

【0063】なお、この誤差推定量 $E(x)$ は、Bayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ の2乗誤差のN個の学習データに関する平均（平均二乗誤差推定値）として、本願の発明者により、以下のように導き出されたものである。

【0064】すなわち、Bayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ の理論的な平均二乗誤差推定値 $E(x)$ は、次式により定義される。

【0065】

【数16】 $E(x) = E_S [(\langle f(x) \rangle - \langle f(x) \rangle)^2]$

【0066】ここで、Sは、N個の学習データ $\{(x^{(v)}, y^{(v)}) \mid 1 \leq v \leq N\}$ のサンプルの出かたに関する平均を意味する添字である。また、 $f(x)$ は、与えられた入力Xに関して出力が“1”になる真の条件つき確率、すなわち真のBayes事後確率である。

【0067】上記数16の平均二乗誤差推定値 $E(x)$ を計算するため、各小区間 $I_j$ 内での $f(x)$ の平均 $f_j$ を次式のように定める。

【0068】

【数17】

$$f_j = \frac{1}{q_j} \int_{I_j} f(x) q(x) dx$$

$$q_j = \int_{I_j} q(x) dx$$

に、入力空間Xを小区間 $I_j$ に分割する場合が示されている。

【0057】また、入力確率推定部13は入力確率の推定量 $\langle q(x) \rangle$ を例えば最尤推定量を用いて、次式のように算出するようになっている。

10 【0058】

【数13】 $\langle q(x) \rangle = (n_j / N) \cdot N^{1/3} x_{I_j}(x)$

【0059】また、推定微分値算出部20は、Bayes事後確率 $f(x)$ の微分 $f'(x)$ の推定値 $\langle f'(x) \rangle$ を次式により得るようになっている。

【0060】

【数14】

20 【0062】

【数15】

【0069】このように小区間 $I_j$ において、平均化された $f(x)$ 、すなわち $f_j$ は、小区間 $I_j$ にxが存在するときの $y=1$ となる条件つき確率であり、この $f_j$ を用いることにより、数16は次式のように変形される。

【0070】

30 【数18】

$$\begin{aligned} E(x) &= E_S [\{(f(x) - f_j) + (f_j - \langle f_j \rangle)\}^2] \\ &= E[(\langle f_j \rangle - f_j)^2] + E[(f_j - f(x))^2] \\ &\quad + 2E[(\langle f_j \rangle - f_j)(f_j - f(x))] \\ &= E[(\langle f_j \rangle - f_j)^2] + (f_j - f(x))^2 \\ &\quad + (f_j - f(x))(\alpha - f_j)(1 - q_j)^N \end{aligned}$$

【0071】ここで、任意の $C^2$ 級Bayes事後確率 $f(x)$ に対し、任意の $x \in [0, 1]$ で $\lim_{N \rightarrow \infty} E(x) = 0$ となるための分割数 $M(N)$ に関する条件（すなわちヒストグラム法の収束条件）は、次式ようになる。

40 【0072】

【数19】

$$\lim_{N \rightarrow \infty} M(N) = \infty$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} M(N) / N = 0$$

【0073】また、上記収束条件を満足する分割数 $M(N)$ を1つ定めるとき、任意の $x \in (0, 1)$ に対して、次式を満たす関数 $\phi^{(N)}(x)$ 、 $\psi^{(N)}(x)$ が存在する。



【0074】

【数20】

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \phi^{(N)}(x) M(N)^2 = \infty$$

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \Psi^{(N)}(x) / (M(N) / N) = 0$$

【0075】この関数 $\phi^{(N)}(x)$ 、 $\Psi^{(N)}(x)$ を用いて、数18を次式のように漸近展開することができる。

【0076】

【数21】

$$E(x) \approx \{ \{ f(x)(1-f(x)) / q(x) \} \cdot (M(N)/N) \} + (1/12) \cdot (f'(x))^2 \cdot (1/M(N)^2)$$

【0080】ここで、前述のように、分割の幅を $N^{-1/3}$ に設定するときには区間の総数 $M(N)$ は $N^{1/3}$ であるので、数22から数15が導き出される。

【0081】数15によって規定される平均二乗誤差 $E(x)$ も、数4の平均二乗誤差 $E_j$ 同様に、入力 $x$ の頻度 $q(x)$ に関する減少関数となっており、学習データが多く与えられた入力点ほど（すなわち $q(x)$ が大きい入力点ほど）、入出力関係が精度良く推定できるという直感的事実を良好に表わしている。

【0082】このような構成の学習機械では、所定の確率密度関数 $q(x)$ に従って入力空間 $X$ 上の一点 $x$ を発生させ、この $x$ に対して条件つき確率 $f(y|x)$ に従う2値の出力を発生させる試行によって、 $N$ 個の学習データ $\{ (x^{(v)}, y^{(v)}) \mid 1 \leq v \leq N \}$ を得て、この $N$ 個の学習データを用いて、Bayes事後確率 $f(x)$ の推定値 $\langle f(x) \rangle$ とともに、この推定値 $\langle f(x) \rangle$ の平均二乗誤差推定値 $E(x)$ を得る。

【0083】すなわち、条件つき確率推定部12は、有界な入力空間 $X = [0, 1]$ 上の入力点 $x$ に対して出力空間 $Y = \{0, 1\}$ のうち出力が“1”になる条件付き確率の推定値、すなわちBayes事後確率 $f(x)$ の推定値 $\langle f(x) \rangle$ を、 $N$ 個の学習データを用い数11、数12から得る。

【0084】また、入力確率推定部13は、入力確率の推定量 $\langle q(x) \rangle$ を数13に基づき算出する。さらに、推定微分値算出部18は、Bayes事後確率 $f(x)$ の微分 $f'(x)$ の推定値 $\langle f'(x) \rangle$ を数14によって得る。

【0085】次いで、推定誤差算出部14では、学習データの個数 $N$ と、条件付き確率推定部12で得られたBayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ と、入力確率推定部13で算出された入力確率の推定量 $\langle q(x) \rangle$ とを用いて、数15により、Bayes事後確率 $f(x)$ の推定値 $\langle f(x) \rangle$ の平均二乗誤差推定値 $E(x)$ を得る。

【0086】このようにして、この第2の実施例の学習機械においても、第1の実施例の学習機械と同様に、入力点 $x$ について、Bayes事後確率 $f(x)$ の推定値 $\langle f(x) \rangle$ のみならず、この推定値 $\langle f(x) \rangle$ の平均二乗誤

$$E(x) \approx \{ f(x)(1-f(x)) / q(x) \} \cdot M(N) / N + \{ (1/2) \cdot f'(x) \cdot (a+b-2x) \} + \phi^{(N)}(x) + \Psi^{(N)}(x)$$

【0077】ここで、 $a$ 、 $b$ は、 $[\cdot]$ をガウス記号として、 $a = [M(N)x] / M(N)$ 、 $b = ([M(N)x] + 1) / M(N)$ として与えられる。

【0078】 $x$ が小区間 $I_j$ 内に一様分布すると見なすと、 $(a+b-2x)^2$ の期待値は、 $(1/3)M(N)^2$ であるので、数21は最終的に次式ようになる。

10 【0079】

【数22】

差推定値 $E(x)$ をも得ることができる。この平均二乗誤差推定値 $E(x)$ が出力されることにより、Bayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ がどれだけの精度をもつかを得ることができる。すなわち、入力点 $x$ について、Bayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ 、平均二乗誤差推定値 $E(x)$ を保持し、実際の使用時に（すなわち、データ分析装置において）、これらを用いることができる。すなわち、数15の誤差推定値 $E(x)$ をリジェクトを発生させるための最適な基準として用いることができる。

【0087】ところで、上記第2の実施例においては、入力空間 $X = [0, 1]$ を幅 $N^{-1/3}$ の等間隔の小区間 $I_j$ にアприオリに分割したが、この区間幅を最適なものに決定する機構を備えた学習機械を構築することも可能である。

【0088】図8は図6の学習機械を用いたデータ分析装置の構成例を示す図である。図8のデータ分析装置は、未知入力 $x$ を受取る入力部15と、未知入力 $x$ に対応した条件付き確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ および誤差の推定値 $E(x)$ を図6の学習機械に保持されている学習結果 $\{ \langle f(x) \rangle, E(x) \}$ に基づいて割り出す割出部16と、割出部16によって割り出された誤差の推定値 $E(x)$ がある定数以下であるか否かを判定する判定部17と、判定の結果、誤差の推定値 $E(x)$ がある定数以下でない場合には、この未知入力 $x$ に対してリジェクトを出力する一方、誤差の推定値 $E(x)$ がある定数以下の場合には、未知入力に対して、そのBayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ を出力する出力部18とを有している。

【0089】図8のデータ分析装置では、未知入力 $x$ が入力部15から入力すると、割出部16は、図6の学習機械に保持されている学習結果 $\{ \langle f(x) \rangle, E(x) \}$ からこの未知入力 $x$ に対応したBayes事後確率の推定値 $\langle f(x) \rangle$ と誤差の推定値 $E(x)$ を割り出す。判定部17は、この未知入力 $x$ に対応した誤差の推定値 $E(x)$ が予め設定されている所定定数以下か否かを判断する。この結果、誤差の推定値 $E(x)$ が所定定数以下でないときには、Bayes事後確率推定値の誤差が大きく、精度（信頼性）が低いと判定し、その旨を出力部18に与

える。この場合、出力部18は、この未知入力 $x$ について、Bayes事後確率の推定値 $<f(x)>$ を出力せずに、リジェクトを出力する。

【0090】これに対し、判定部17において、未知入力 $x$ に対応した誤差の推定値が予め設定されている所定定数以下のときには、Bayes事後確率推定値の誤差が小さく、精度（信頼性）が高いと判定し、その旨を出力部18に与える。この場合には、出力部18は、この未知入力に対して割出部16で割り出されたBayes事後確率の推定値 $<f(x)>$ を出力する。

【0091】なお、数15によって得られた理論的な平均二乗誤差推定値は、数15からわかるように、学習において $x$ への入力確率 $q(x)$ が小さいと大きくなる。このことから、この平均二乗誤差推定値は、学習時に入力 $x$ の生起確率が非常に小さいと、この入力 $x$ が本来予想していないもの（すなわち正規の入力データとして本来扱われるべきでないもの）である蓋然性が高く、正規の出力値（Bayes事後確率推定値）を与えるべきでないという指標を与え、この意味で、リジェクトを発生させる上で最適な基準となる。

【0092】このように、図8のデータ分析装置では、未知入力に対応したBayes事後確率の推定値が信頼性のあるものか否かを数15によって得られた平均二乗誤差推定値に基づき判定するようにしており、数15によって得られた理論的な平均二乗誤差推定値がリジェクトを発生させる上で最適な基準となることから、パターン認識や制御を行なう際に、意味のあるリジェクトを発生さ

$$M(N) = [q(x) f'(x)^2 \cdot N / \{6 f(x)(1 - f(x))\}]^{1/3}$$

【0097】これにより、区間幅 $\delta(x)$ は、次式のようにして求められる。

$$\delta(x) = [q(x) f'(x)^2 \cdot N / \{6 f(x)(1 - f(x))\}]^{-1/3}$$

【0099】なお、上記 $\delta(x)$ は、 $x$ について局所的なものであり、この $\delta(x)$ が各 $x$ での最適な区間幅となる。 $x$ 毎に最適な区間幅 $\delta(x)$ を用いることで、等間隔の分割に比べて誤差を小さくすることができる（区間幅可変のヒストグラム法における最適モデルの選択基準を得ることができる）。

【0100】次にこのような構成の第3の実施例の学習機械の動作について説明する。入力確率推定部23、条件付き確率推定部22、推定微分値算出部30は、先ず、第2の実施例の学習機械と全く同一の方法により、入力空間 $X = [A, B]$ を幅 $N^{-1/3}$ の等間隔の小区間 $I_j$ に分割し、 $<q(x)>$ 、 $<f(x)>$ 、 $<f'(x)>$ を推定し、こちらをそれぞれ $<q^{(1)}(x)>$ 、 $<f^{(1)}(x)>$ 、 $<f'^{(1)}(x)>$ とおく。

【0101】次いで、 $x$ を含む小区間の幅が数24を近似するように、小区間の分割の仕方を変更していく。すなわち、 $k$ 回目の小区間の設定の下での推定量を、 $<q$

せ、システムの安全性を保証することができる。

【0093】図9は図8のデータ分析装置において出力クラス分別機構19がさらに設けられたデータ分析装置の構成例を示す図である。出力クラス分別機構19は、判定部17で誤差推定値が所定定数以下であった入力、すなわちリジェクトされない入力に関して出力のクラス分別を行なうようになっている。具体的には、出力クラス分別機構19は、割出部16で割り出されたBayes事後確率の推定値が“0.5”以上であれば“1”をとり、“0.5”未満であれば“0”をとるようにクラス分類を行なう。これにより、リジェクトされなかったデータに関してはBayes識別が達成されることになり、確信度の高い識別が可能となる。

【0094】図10は本発明に係る学習機械の第3の実施例の構成図であって、この学習機械は、図6に示した第2の実施例の学習機械において、さらに区間幅決定機構40が設けられた構成のものとなっている。

【0095】ここで、区間幅決定機構40は、入力空間 $X = [A, B]$ 、例えば $[0, 1]$ を分割する区間の幅を最適なものに決定するようになっている。具体的には、区間幅決定機構40は、数22の右辺を最小にする $M(N)$ （ $\partial E(x) / \partial M(N) = 0$ となる $M(N)$ ）を区間の最適な分割数として、次式のように求めるようになっている。

【0096】

【数23】

【0098】

30 【数24】

$<f^{(k)}(x)>$ 、 $<f'^{(k)}(x)>$ とおくとき、 $(k+1)$ 回目の区間の設定を以下に行なう。先ず、区間 $[A, B]$ の左端 $x_0 = A$ に対して、区間幅 $\delta^{(k)}(x)$ を次式のように算出する。

【0102】

【数25】

$$\delta^{(k)}(x) = [ <\delta^{(k)}(x)> <f'^{(k)}(x)^2> \cdot N / \{6 <f^{(k)}(x)> (1 - <f^{(k)}(x)>)\} ]^{-1/3}$$

40

【0103】この $\delta^{(k)}(x)$ を用いて、区間 $[A, B]$ の次の点 $x_1 = x_0 + \delta^{(k)}(x_0)$ に設定する。以下同様に、 $x_j = x_{j-1} + \delta^{(k)}(x_{j-1})$ と設定していき、 $x_j > B$ となれば終了する。そして、小区間 $I_j^{(k+1)}$ を $[x_{j-1}, x_j]$ によって定める。小区間が設定された後、 $(k+1)$ 回目の推定量を次式によって計算する。

【0104】

【数26】

$$\langle q^{(k+1)}(x) \rangle = \left( n_{j,+}^{(k+1)} / N \right) \cdot (1 / |I_j^{(k+1)}|) \cdot x_{I_j^{(k+1)}}^{(k+1)}(x) \quad (19)$$

$$\langle f^{(k+1)}(x) \rangle = \sum_j \langle f_j^{(k)} \rangle \cdot x_{I_j^{(k+1)}}^{(k+1)} \quad (20)$$

$$\langle f'^{(k+1)}(x) \rangle = [(\langle f^{(k+1)} \rangle - \langle f_j^{(k+1)} \rangle) / |I_j^{(k+1)}|] \cdot x_{I_j^{(k+1)}}^{(k+1)}(x)$$

【0105】なお、上式において、 $n_j^{(k)}$ は、学習データであるN個のサンプルのうち区間  $I_j^{(k)}$  に含まれるものの個数であり、 $n_{j,+}^{(k)}$ は、 $n_j^{(k)}$ のなかで出力が“1”であるものの個数であり、 $|I_j^{(k+1)}|$ は小区間

の幅であり、さらに、 $\langle f_j^{(k)} \rangle$ を次式のように定めた。

【0106】

【数27】

$$\langle f_j^{(k)} \rangle = \begin{cases} n_{j,+}^{(k)} / n_j^{(k)} & \text{if } n_j^{(k)} \neq 0 \\ \alpha (0 \leq \alpha \leq 1 \text{ の定数}) & \text{if } n_j^{(k)} = 0 \end{cases}$$

【0107】以上の手続きを決められた回数K回繰り返して、入力確率推定部23の出力を $\langle q^{(k)}(x) \rangle$ 、条件付き確率出力部22の出力を $\langle f^{(k)}(x) \rangle$ とする。

【0108】ここで得られた $\langle q^{(k)}(x) \rangle$ 、 $\langle f^{(k)}(x) \rangle$ 、 $\langle f'^{(k)}(x) \rangle$ を用いて、推定誤差算出部24は、 $\langle f(x) \rangle$ の平均2乗誤差の推定値として、 $(3/2) \cdot [ \{ \langle f(x) \rangle (1 - \langle f(x) \rangle) \langle f'(x) \rangle \} / (6 \langle q(x) \rangle N) ]^{2/3}$

$\langle f(x) \rangle \} / (6 \langle q(x) \rangle N) ]^{2/3}$

という値を算出する。この値は、数24を満たす区間幅がとられた時の理論的な平均2乗誤差  $E(x)$  が、Nが大きい時、近似的に次式によって与えられるに基づいている。

【0109】

【数28】

$$E(x) \approx (3/2) \cdot [ \{ f(x) (1 - f(x)) f'(x) \} / (6 q(x) N) ]^{2/3}$$

【0110】従ってこの学習機械は、Bayes事後確率の推定値を出力するだけでなく、その推定値がどれだけの精度を持つかをも出力することができる。

【0111】図10の学習機械を用いて、図8、図9に示したと同様のデータ分析装置を構成することができ、この場合も数28の誤差の推定値  $E(x)$  に基づいてリジェクト判定を同様に行なうことができる。また、クラス分類を同様に行なうことができる。

【0112】

【発明の効果】以上に説明したように、請求項1乃至請求項4記載の発明によれば、離散空間上のBayes事後確率を推定する学習を行なって、パターン識別や制御を行なう際に、意味のあるリジェクトを発生させ、システムの安全性を保証することができる。

【0113】また、請求項5乃至請求項8記載の発明によれば、連続空間上のBayes事後確率を推定する際に、意味のあるリジェクトを発生させることができ、システムの安全性を保証することができる。

【0114】請求項9乃至請求項13記載の発明によれば、連続空間上のBayes事後確率の推定をヒストグラム法で行なう際に、区間の幅を低い計算コストで自動的に適切に決定することができ、推定精度の向上が図れるとともに、意味のあるリジェクトを発生させることによりシステムの安全性を保証することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明に係る学習機械の第1の実施例の構成図である。

【図2】入力空間の各入力点に対する真のBayes事後確率の一例を示す図である。

【図3】二乗誤差の学習曲線と理論曲線とを示す図である。

【図4】図1の学習機械を用いたデータ分析装置の構成例を示す図である。

【図5】図1の学習機械を用いたデータ分析装置の構成例を示す図である。

【図6】本発明に係る学習機械の第2の実施例の構成図である。

【図7】入力空間の各入力点に対する真のBayes事後確率の一例を示す図である。

【図8】図1の学習機械を用いたデータ分析装置の構成例を示す図である。

【図9】図1の学習機械を用いたデータ分析装置の構成例を示す図である。

【図10】本発明に係る学習機械の第3の実施例の構成図である。

【符号の説明】

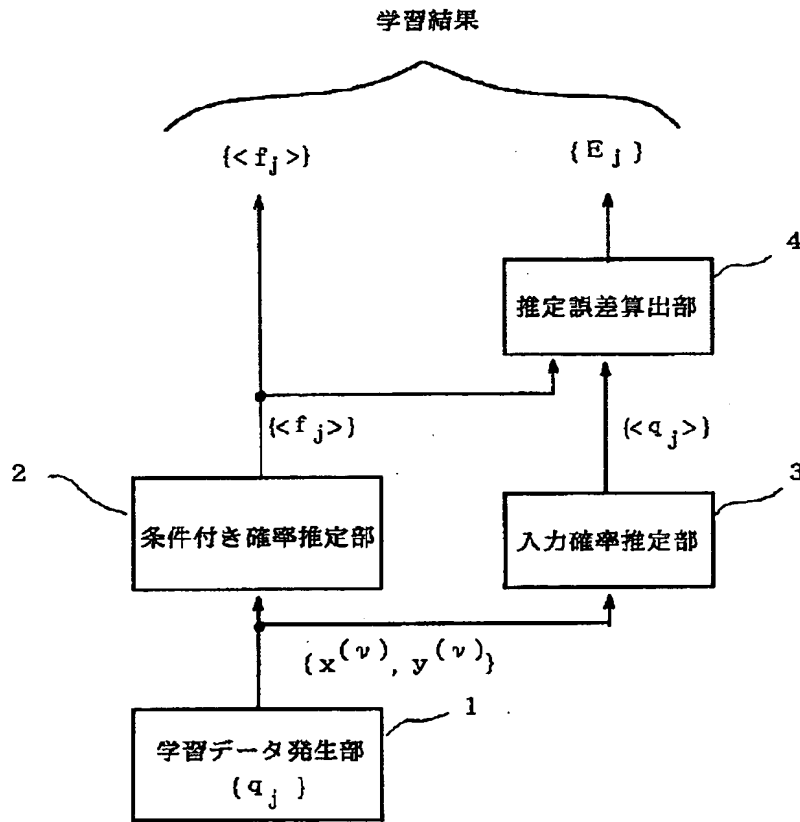
1, 11	学習データ発生部
2, 12, 22	条件付き確率推定部
3, 13, 23	入力確率推定部
4, 14, 24	推定誤差算出部

21  
 5, 15 入力部  
 6, 16 割出部  
 7, 17 判定部

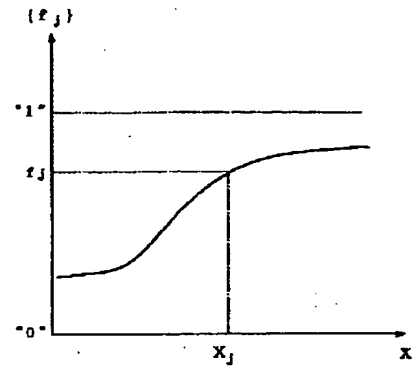
8, 18  
 9, 19

22  
 出力部  
 出力クラス分別機構

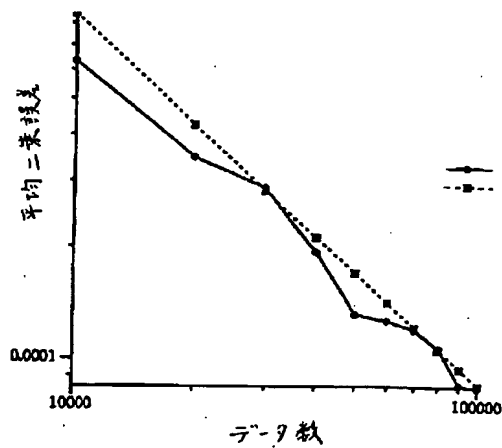
【図1】



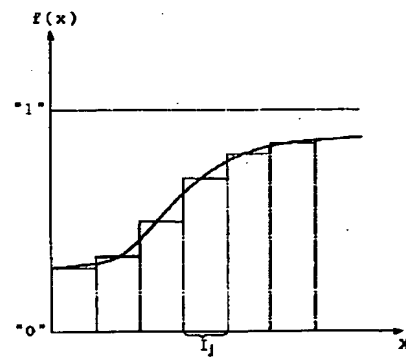
【図2】



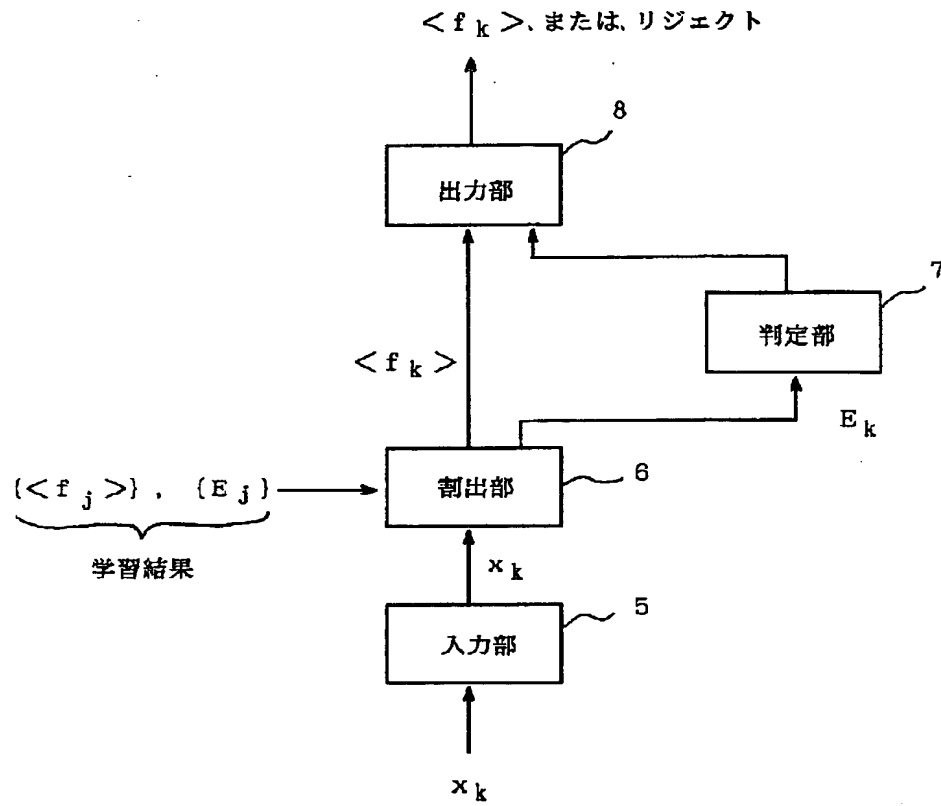
【図3】



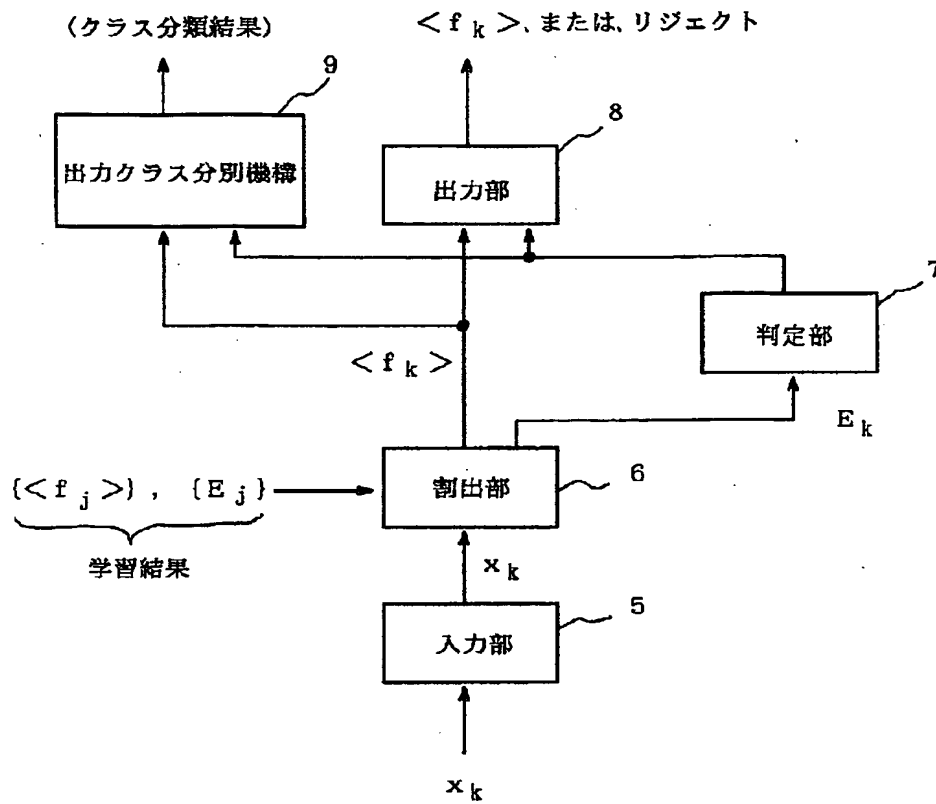
【図7】



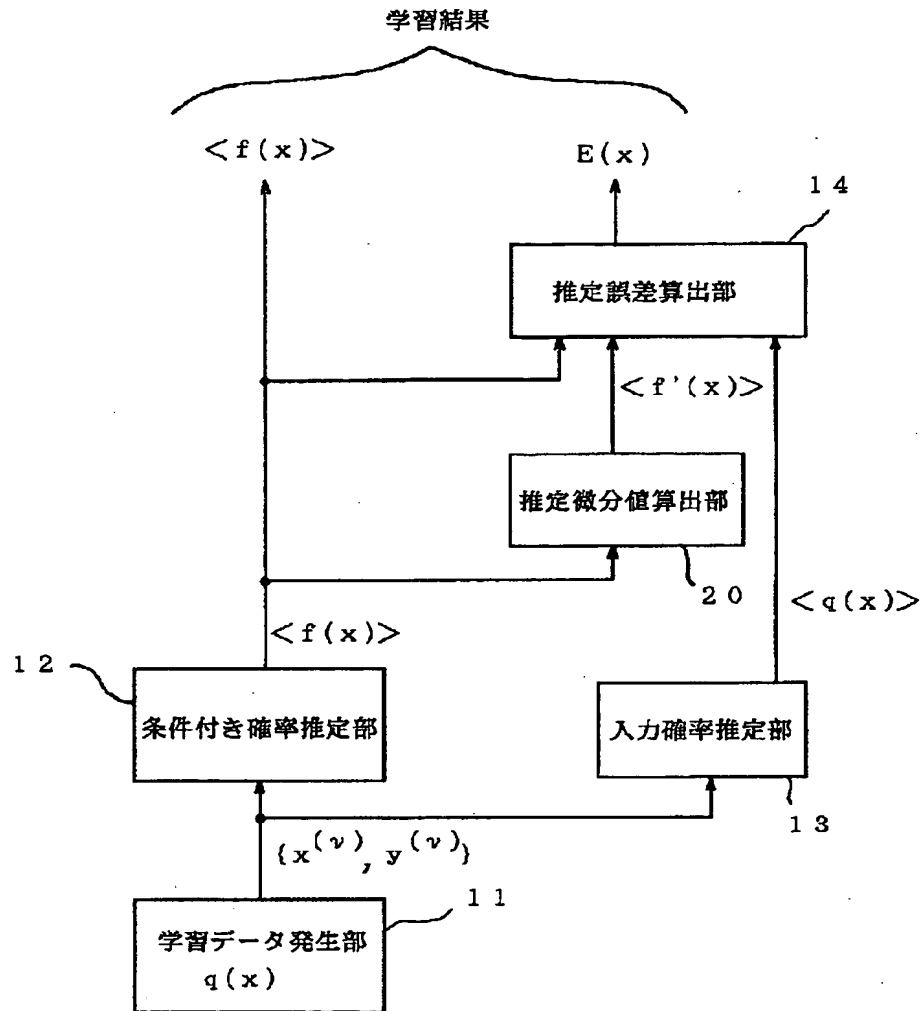
【図4】



【図5】

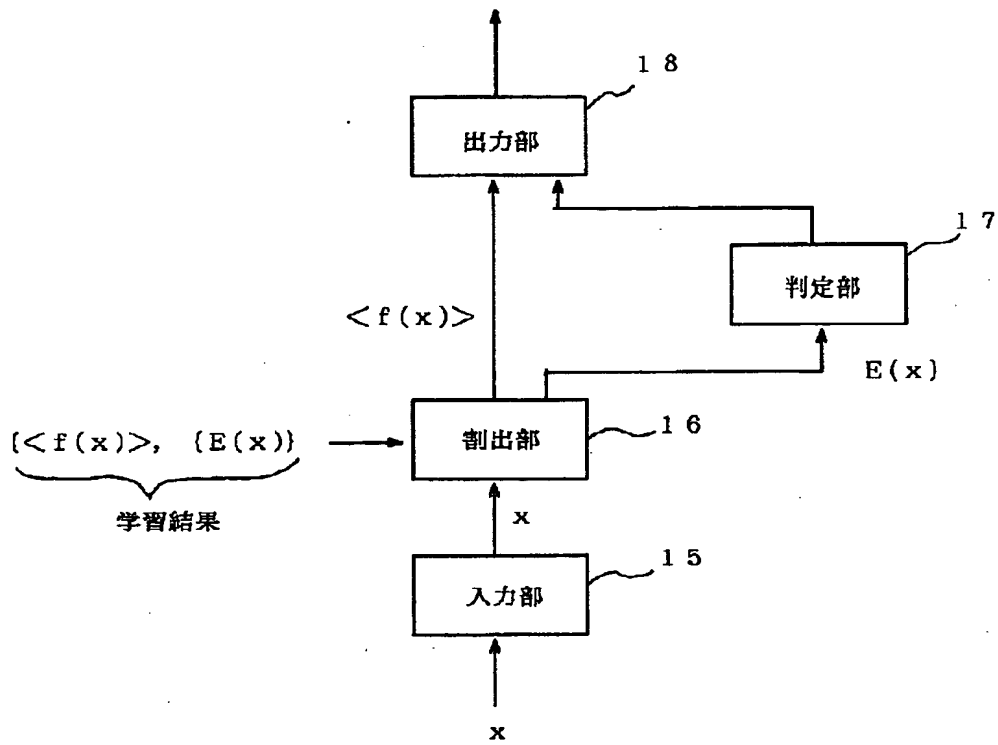


【図6】



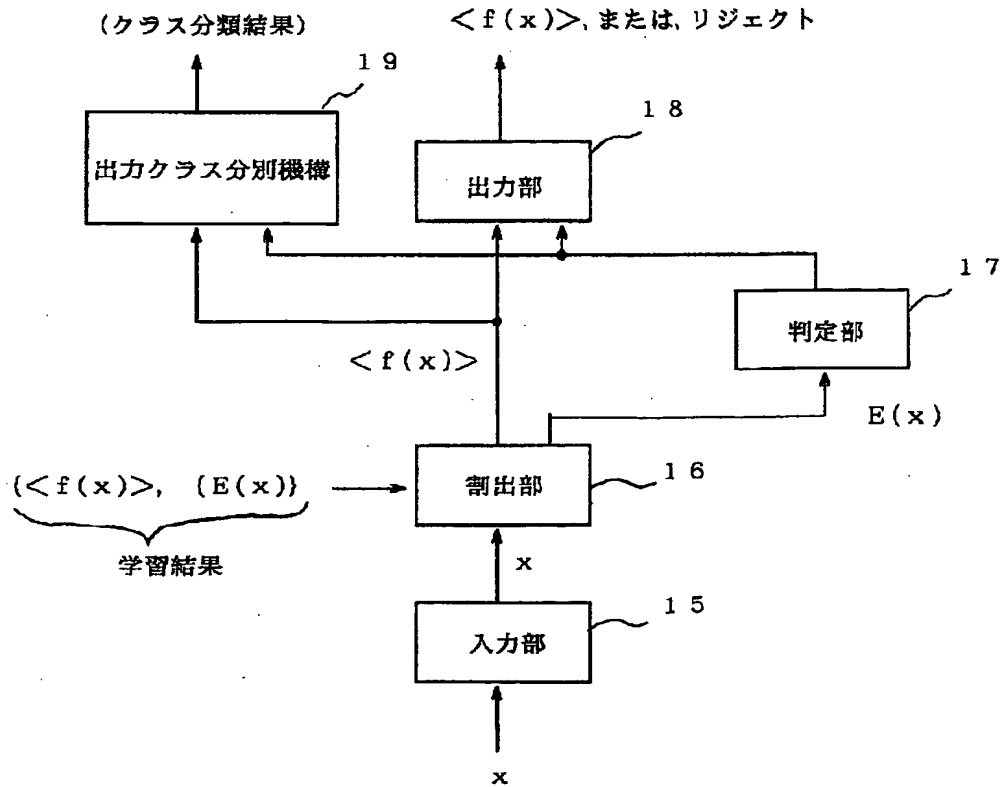
【図8】

&lt;math&gt;\langle f(x) \rangle&lt;/math&gt;, または, リジェクト



【図9】

&lt;math&gt;\langle f(x) \rangle&lt;/math&gt;, または, リジェクト





【図10】

